МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное

учреждение высшего образования

«Московский авиационный институт

(национальный исследовательский университет)» (МАИ)

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой

«Теория вероятностей и компьютерное моделирование»

д.ф.-м.н., профессор

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ А.И. Кибзун

«10» мая 2023 г.

ОТЧЕТ

О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

по теме:

Разработка алгоритма UpLift моделирования для рекламной компании

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Научный руководитель  к.ф.-м.н., доцент |  | Платонов Е.Н. |
| Исполнитель  магистр группы М8О-201М-21 |  | Фейзуллин К.М. |

## **Реферат**

Отчет 22 с., 19 рис., 2 табл.

Объектом исследования являются задача прогнозирования оттока клиентов

Цель работы – исследовать методы решения и выделить лучшие для разработки алгоритма UpLift моделирования для рекламной компании.

В результате работы определены методы решения задачи UpLift моделирования и выделен лучший подход для обозреваемых в реферате данных. Дальнейшее исследование может включать в себя исследование решений задачи UpLift моделирования и сравнительное исследование решений задач для большего количества данных – в следующие месяца.

**Оглавление**

[Реферат 2](#_Toc134462688)

[Введение 4](#_Toc134462689)

[Основная часть отчета о НИР 5](#_Toc134462690)

[Определение метрик для оценки качества UpLift моделирования 5](#_Toc134462691)

[UpLift на первых k – процентах выборки 5](#_Toc134462692)

[UpLift кривая (UpLift Curve) 6](#_Toc134462693)

[Qini кривая 7](#_Toc134462694)

[Источник данных 8](#_Toc134462695)

[Анализ и агрегирование данных 9](#_Toc134462696)

[Реализация UpLift моделирования методами машинного обучения 11](#_Toc134462697)

[Базовая модель 11](#_Toc134462698)

[Экспериментальная установка 12](#_Toc134462699)

[Моделирование с одной моделью 13](#_Toc134462700)

[Моделирование с двумя независимыми моделями 15](#_Toc134462701)

[Метод трансформации класса (задача классификации) 17](#_Toc134462702)

[Метод трансформации класса (задача регрессии) 19](#_Toc134462703)

[Исследований архитектур моделей машинного обучения 21](#_Toc134462704)

[Заключение 25](#_Toc134462705)

[СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ 26](#_Toc134462706)

## **Введение**

В данной научно-исследовательской работе проводится исследование возможных подходов к решению задачи прогнозирования оттока клиентов с помощью методов машинного обучения.

С ростом глобализации и цифровизации появилась возможность работать с потребительскими данными, активно взаимодействовать с потребителями путем разных акций, особых предложений. Чтобы клиент не забывал о поставщике потребительских услуг, производитель может напомнить о себе посредством коммуникации.

Но стоит взять во внимание, что каждая коммуникация стоит денег. Если клиентская база составляет 1 тыс. клиентов, то прислать всем SMS стоит не дорого. Но если увеличить масштаб базы до миллиона или нескольких миллионов, то слепая коммуникация со всеми подряд станет очень дорогой. Даже если у компании большой оборот выручки, каждая такая коммуникация будет ощутимо сказываться на общем бюджете.

Поэтому коммуникацию можно использовать гораздо более оптимальным способом. Например, совершать коммуникацию с потенциально ушедшим пользователем.

Однако с ростом клиентской базы даже выборочная коммуникация с потенциально потерянными клиентами будет затратной и следующей задачей является прогнозирование, повлияет ли коммуникация на пользователя.

## **Основная часть отчета о НИР**

В данной работе производится первичный анализ методом машинного обучения для UpLift моделирования, определяются возможные подходы к решению задачи и основные этапы работы, проводится анализ реализованных методов решения.

## **Определение метрик для оценки качества UpLift моделирования**

Так как задача UpLift представляет собой задачу оценки (скор балл) эффекта от коммуникации на реципиента, то нет и истинных ответов. Получается, что не удастся использовать классические метрики, такие как Accuracy и PR AUC, основанные на матрице ошибок, для классификации или среднеквадратичная ошибка для задачи регрессии при трансформации классов.

### UpLift на первых k – процентах выборки

Самая простая и интуитивно понятная метрика, особенно для применения в бизнесе и для интерпретации.

Допустим, что на коммуникации в компании имеется скромный бюджет, который может обеспечить связь всего с 30% клиентской базы для побуждения к целевому действию. Тогда целью UpLift моделирования будет найти такой алгоритм, который лучше всех максимизирует эффект от коммуникаций на первых 30% клиентов.

Чтобы получить значение этой метрики, нужно ранжировать результат прогноза по убыванию, чтобы отобрать клиентов, на которых коммуникация оказывает наибольший эффект. Далее берется разница между конверсией целевой группы, с которой осуществлялась коммуникация, и конверсией контрольной группы, которая осталась без коммуникации.

Формула имеет следующий вид:

,

где .

Как и сам UpLift, имеет область значений [-1, 1].

Причем, данную метрику можно рассчитать двумя способами, в зависимости от ранжирования по прогнозу UpLift:

* Сортировка происходит по прогнозу и далее берется разность рабочей и контрольной группы.
* Сортировка происходит внутри каждой группы обособленно и далее берется разность.

Второй вариант имеет более практическое применение, так для оценки эффективности от коммуникаций при рекламных кампаниях, при планировании проведения мероприятий, образуются две однородные выборки – рабочая и тестовая группа.

Для дальнейшего исследования будем оценивать метрику при k = 30%.

### UpLift кривая (UpLift Curve)

Данная кривая строится как функция с нарастающим итогом, где для каждой точки задается соответствующий UpLift.

Определяется следующим образом:

, где

,

.

Аналогично и для контрольной группы.

Пример данной кривой на рисунке 2.



Рисунок 1

### Qini кривая

Данную функцию можно выразить через UpLift кривую следующим образом:

Данная кривая будет полезна в тех случаях, когда рабочая группа кратно превышает размер контрольной группы, с чем можно столкнуться во время исследования модели при внедрении в бизнес, когда у компании есть бюджет на произведение коммуникаций со всей клиентской базой и чтобы не упускать потенциальный доход, контрольная группа выделяется как можно меньше.

Таким образом будет получено инкрементальный эффект от коммуникаций в единицах измерения одного клиента.

## **Источник данных**

За источник данных были взяты результаты массовой рассылки СМС в ноябре на 473 861 человек. По истечении недели после рассылки появляется возможность определить целевую переменную (target): 0 – нет покупки в течении недели, 1 – есть покупка в течении недели. И так как нам известно заранее, кому была отослана СМС, а кому нет, очень просто определяется параметр коммуникации (treat): 0 – человек не получал СМС, 1 – человек получил СМС. Для клиентов из эксперимента были рассчитаны покупательские показатели за 4 месяца до момента рассылки, которые будут использованы как обучающие признаки.

Опишем набор данных детальнее. Он состоит из:

* Общая информации о клиентах и целевые переменные для обучения:

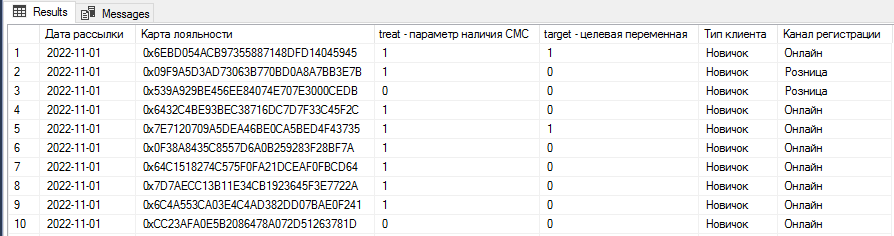


Рисунок 2

* История покупок клиентов до коммуникаций:

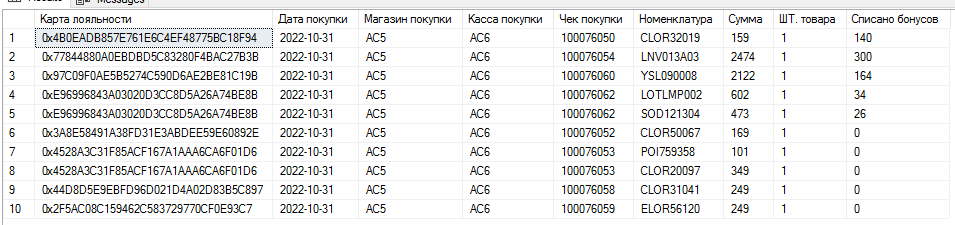


Рисунок 3

## **Анализ и агрегирование данных**

Так как данные для UpLift моделирования составляют находятся в базе SQL Server компании, то было решено и взаимодействовать с ними через реляционный язык запросов T-SQL. Для этого был использован менеджер запросов SQL Management Studio.

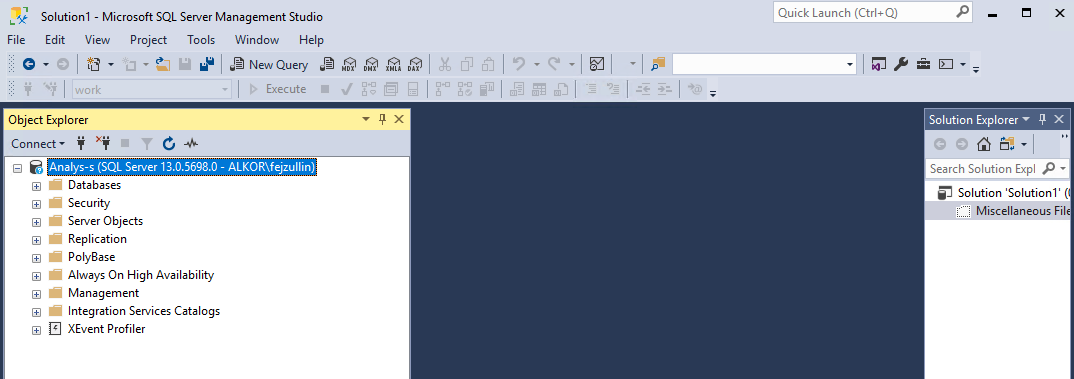


Рисунок 4

Для моделирования основных обучающих признаков был использован принцип RFM - сегментации[[1]](#footnote-1). То есть, по покупкам клиентов были определены следующие параметры:

* Частота покупок – количество покупок за расчетный период.
* Период с момента последней покупки.
* Сумма товарооборота с клиента за расчетный период - в нашем случае возьмем средний чек, так как это стратифицировать клиентов явным образом.

Также была собрана статистика по среднему времени между покупками, минимальном и максимальному интервалу между покупками, а также по трате и заработку бонусов программы лояльности, средняя скидка за счет бонусов, количество покупок и суммы с тратой всех бонусов, количество покупок и суммы с тратой заработанных бонусов, количество покупок и суммы с тратой начисленных в периоды акций бонусов. Вдобавок к этому были учтены и анкетные данные.

Таким образом было получено пространство из 32-ух обучающих признаков:

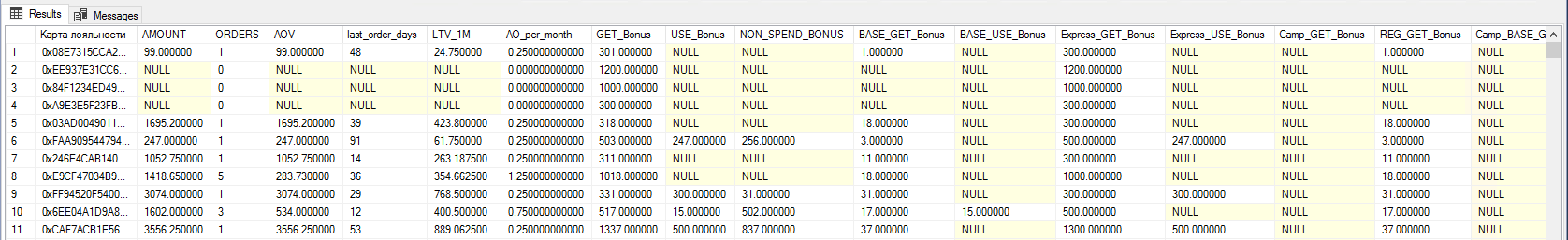


Рисунок 5

## **Реализация UpLift моделирования методами машинного обучения**

### Базовая модель

Перед проведением экспериментов следует определить базовую модель, от функционала качества которой нужно будет отталкиваться. Так как базовая модель предполагает слепое прогнозирование без обработки пространства признаков, в нашем случае подойдет равномерная случайная величина, распределенная от -1 до 1.

По итогам такого моделирования получаем следующие значения метрик:

* = 0.0073
* Qini curve AUC = -0.0016
* UpLift curve AUC = -0.0004

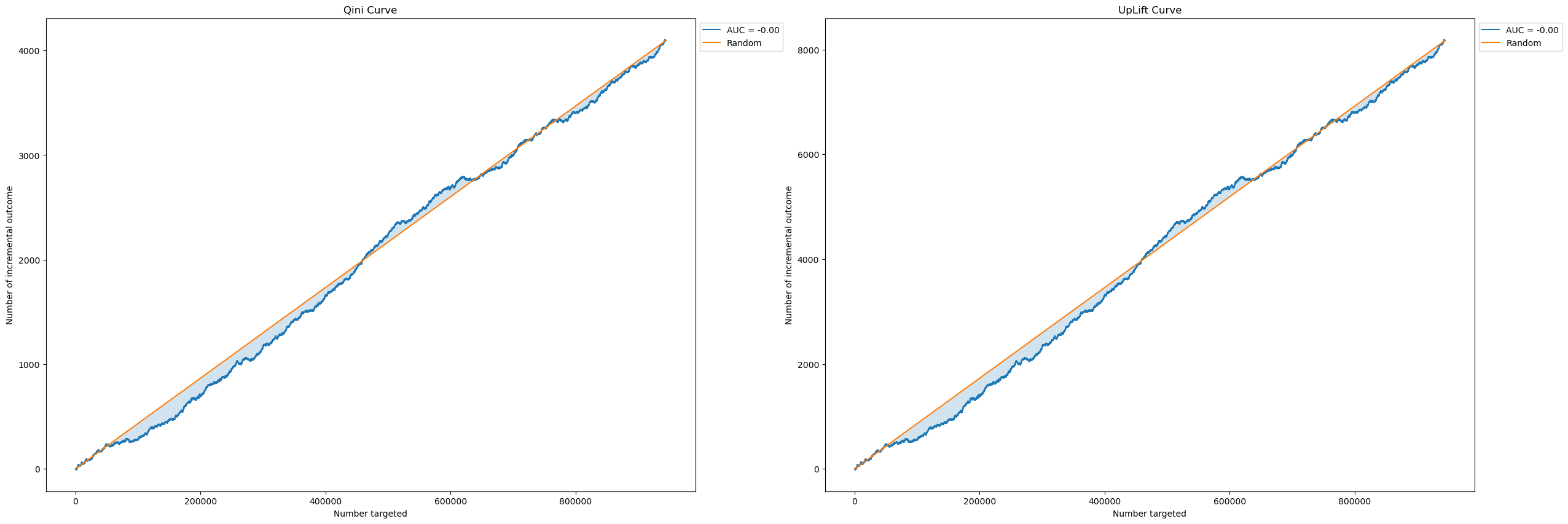


Рисунок 6. Графики кривой QINI и UpLift

### Экспериментальная установка

Исследование методов UpLift моделирования с помощью машинного обучения реализовано на высокоуровневом языке программирования Python, с использованием библиотек scikit-learn, scikit-uplift, CatBoost.

Для сравнения методов моделирования используется модель градиентного бустинга с базовыми параметрами, реализованный в библиотеке CatBoost.

Чтобы избежать ложных выводов по результатам работы модели на тестовом множестве, в исследовании используется кросс валидация c разбиением выборки на 5 долей. По итогу кросс валидации будет браться средняя по метрикам качества, на основе которых и будет сравнение. Иллюстрация работы кросс валидации на рисунке 13.



Рисунок 7. Схема кросс валидации

### Моделирование с одной моделью

Самое простое и понятное решение. На тренировочной выборке обучаем любую модель бинарной классификации по всем обучающим признакам, включая коммуникационную переменную.

Далее для тестовой выборки задаем коммуникационную переменную равную 1 и определяем прогноз вероятности, что объект совершит целевое действие.

Далее для тестовой выборки задаем коммуникационную переменную равную 0 и снова определяем прогноз вероятности, что объект совершит целевое действие.

После этого берется разность вероятностей при наличии коммуникации и при отсутствии, что и будет значением UpLift.

По итогам моделирования получены следующие усредненные метрики:

* = 0.0158
* Qini curve AUC = 0.0223
* UpLift curve AUC = 0.0055

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить наибольший инкрементальный эффект, как на рисунке 8.

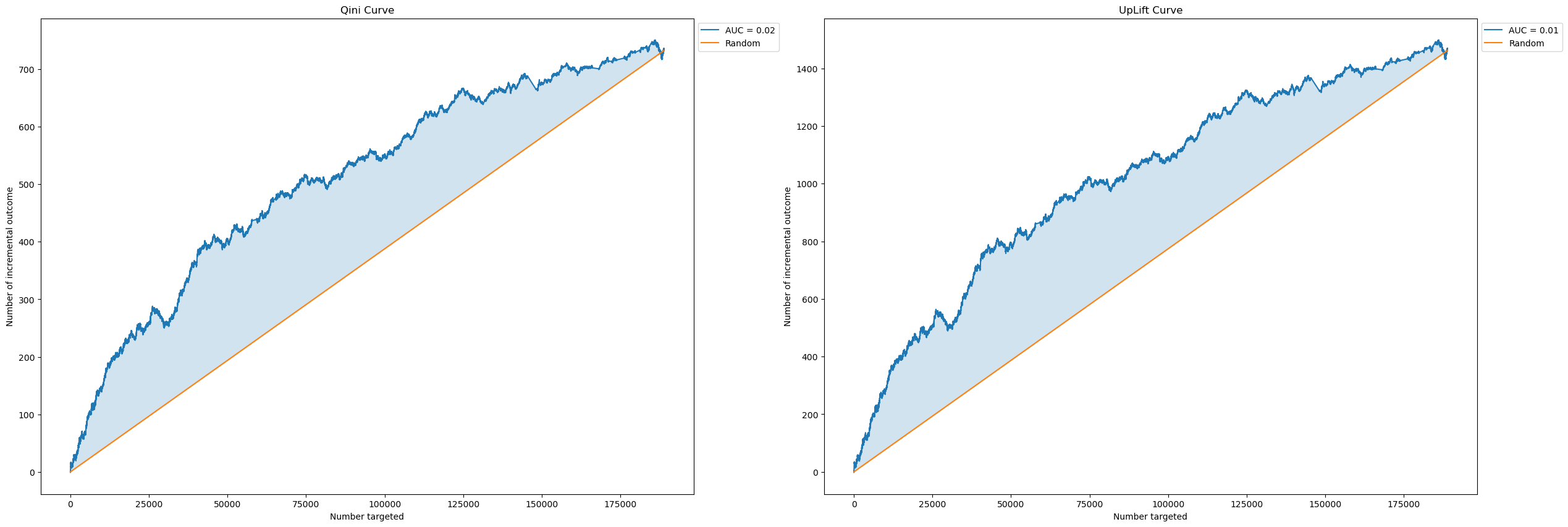


Рисунок 8.Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования одной моделью в лучшем случае

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 9.

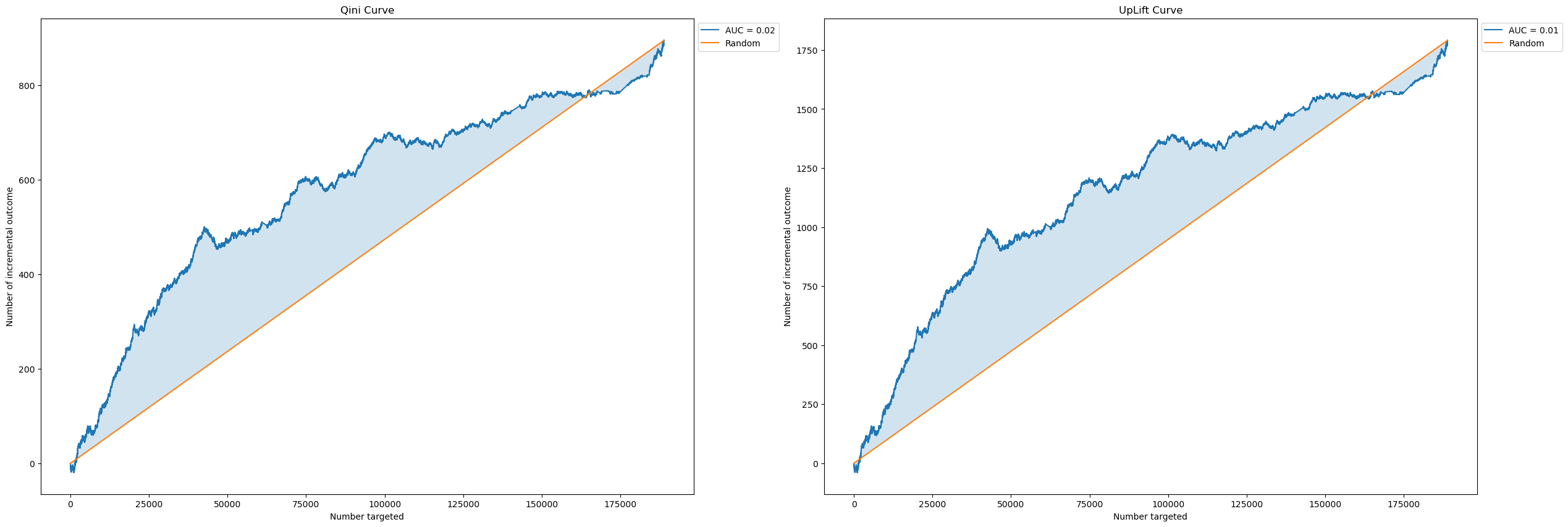


Рисунок 9. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования одной моделью в худшем случае

### Моделирование с двумя независимыми моделями

Метод представляет собой обучение двух независимых моделей на тренировочных данных, где одна модель обучается на целевой группе, а вторая обучается на контрольной. Далее на тестовых данных прогнозируется вероятность выполнения целевого действия для одной и для второй модели и берется их разность.

Но тут сразу возникает нюанс, что при отсутствии равного объема целевой и контрольной группы, модели не будут иметь одинаковую полноту обучения. Но в нашем случае этого происходить не будет, так как рабочая и тестовая группа равного объема.

По итогам моделирования получены следующие усредненные метрики:

* = 0.0144
* Qini curve AUC = 0.0167
* UpLift curve AUC = 0.0042

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить наибольший инкрементальный эффект, как на рисунке 10.

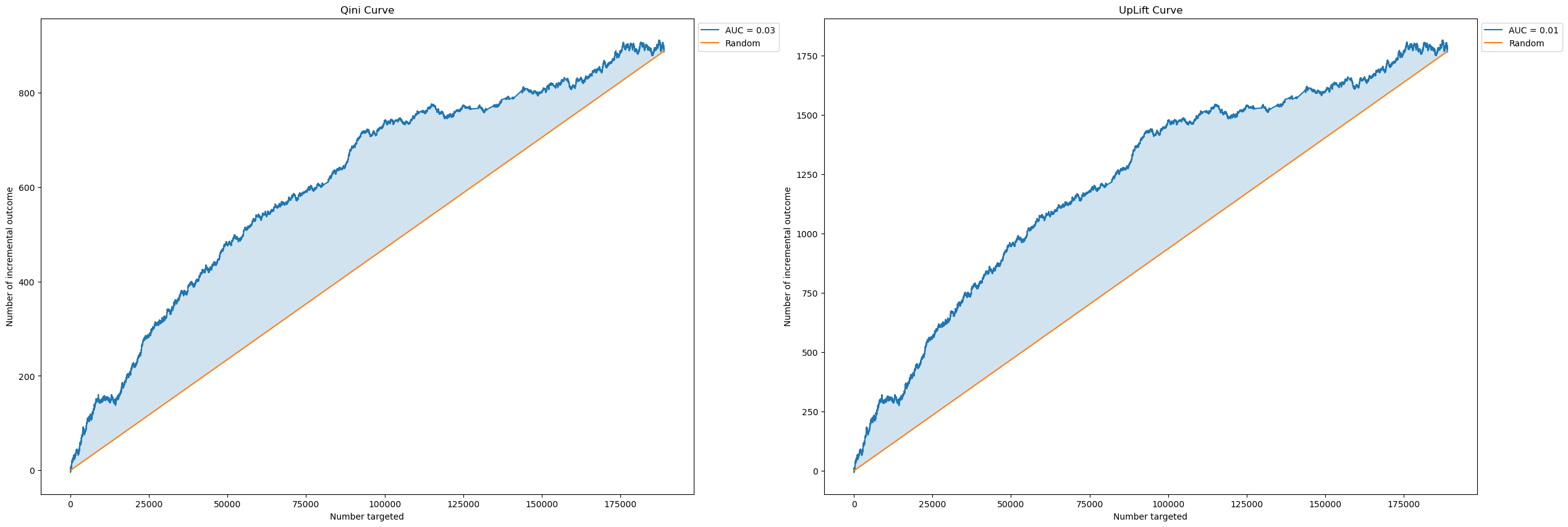


Рисунок 10. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в лучшем случае

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 11.

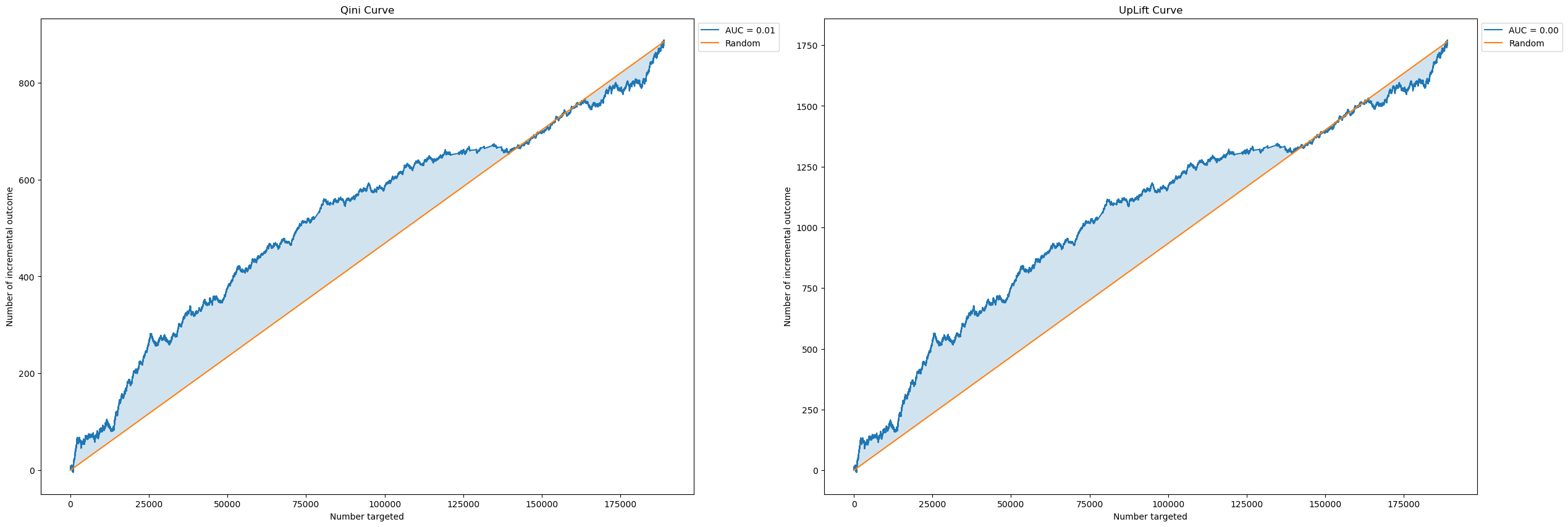


Рисунок 11. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в худшем случае

Так же стоит добавить, что поведение показателей качества обучения на тестовой выборке в 4 из 5 итераций кросс валидации выглядит как на рисунке 11, что говорит об ухудшении качества обучения – о чем и сигнализируют усредненные показатели , Qini curve AUC, UpLift curve AUC.

### Метод трансформации класса (задача классификации)

В данном методе мы вернемся снова к единой модели, но теперь преобразуем коммуникационную переменную и целевую переменную в одну следующим образом:

, где

Тогда трансформированный класс будет иметь следующие значения:

Далее произведем переход к задаче классификации для однозначной интерпретации прогноза.

По результатам моделирования были получены следующие усредненные результаты:

* = 0.0124
* Qini curve AUC = 0.0081
* UpLift curve AUC = 0.0022

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить наибольший инкрементальный эффект, как на рисунке 12.

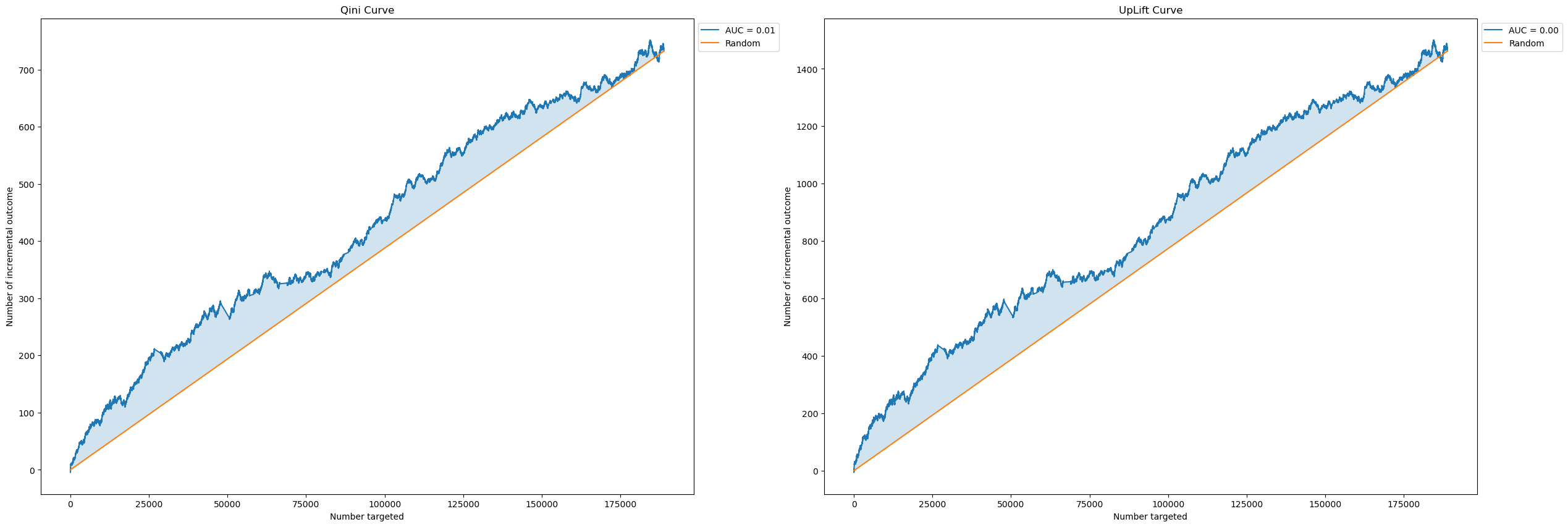


Рисунок 12. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в лучшем случае

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 13.

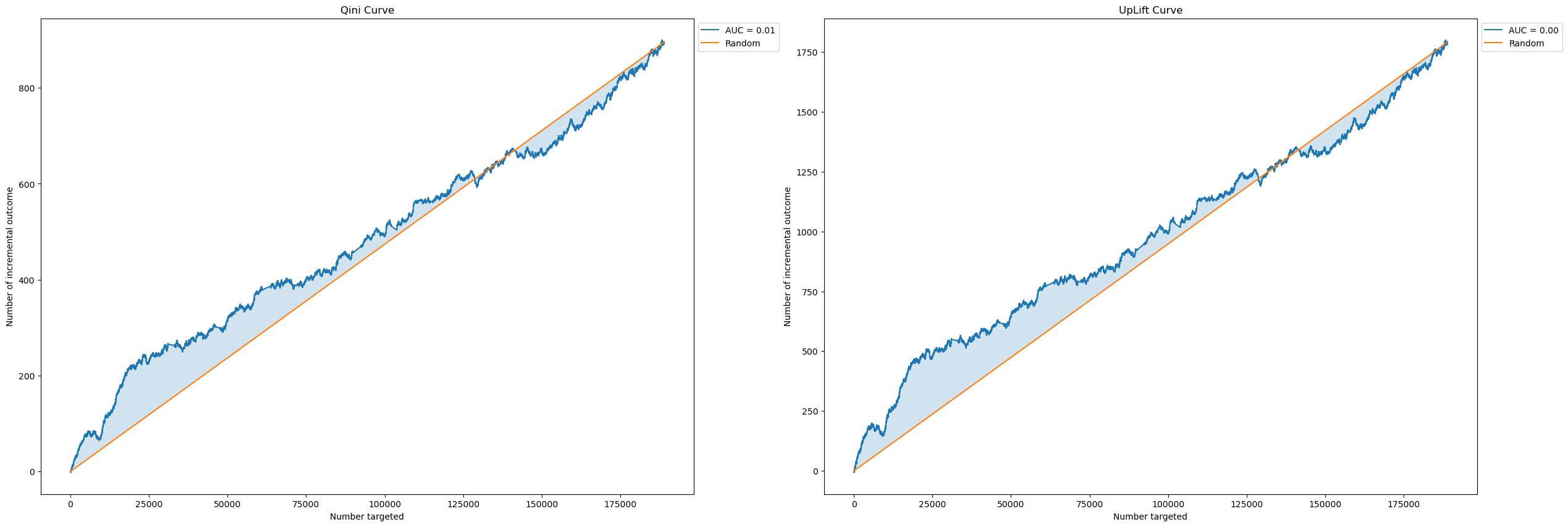


Рисунок 13. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в худшем случае

Метод трансформации класса в задаче классификации показывает еще более худшие показатели качества обучения, чуть ли не в 2 раза хуже, чем в моделировании двумя независимыми моделями.

### Метод трансформации класса (задача регрессии)

В данном методе мы вернемся снова к единой модели, но теперь преобразуем коммуникационную переменную и целевую переменную в одну следующим образом:

, где

.

В нашем случае, . Тогда трансформированный класс будет иметь следующие значения:

Далее произведем переход к задаче регрессии для однозначной интерпретации прогноза.

По результатам моделирования были получены следующие усредненные результаты:

* = 0.0138
* Qini curve AUC = 0.0155
* UpLift curve AUC = 0.0038

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить наибольший инкрементальный эффект, как на рисунке 14.

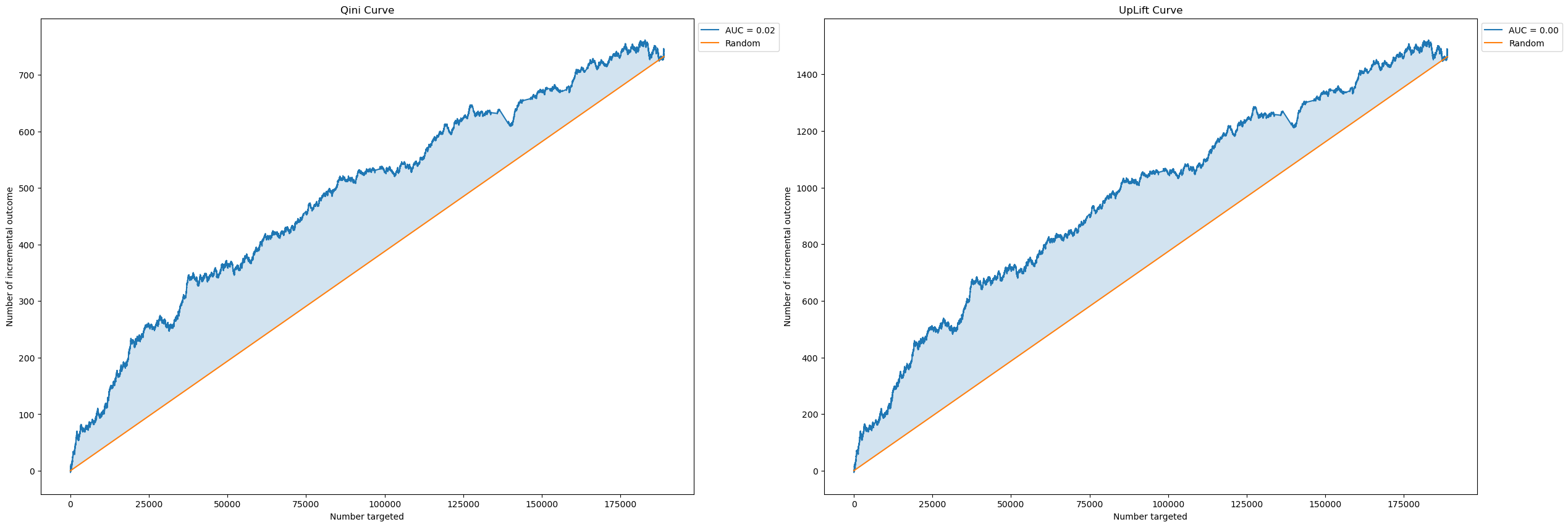


Рисунок 14. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в лучшем случае

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 15.

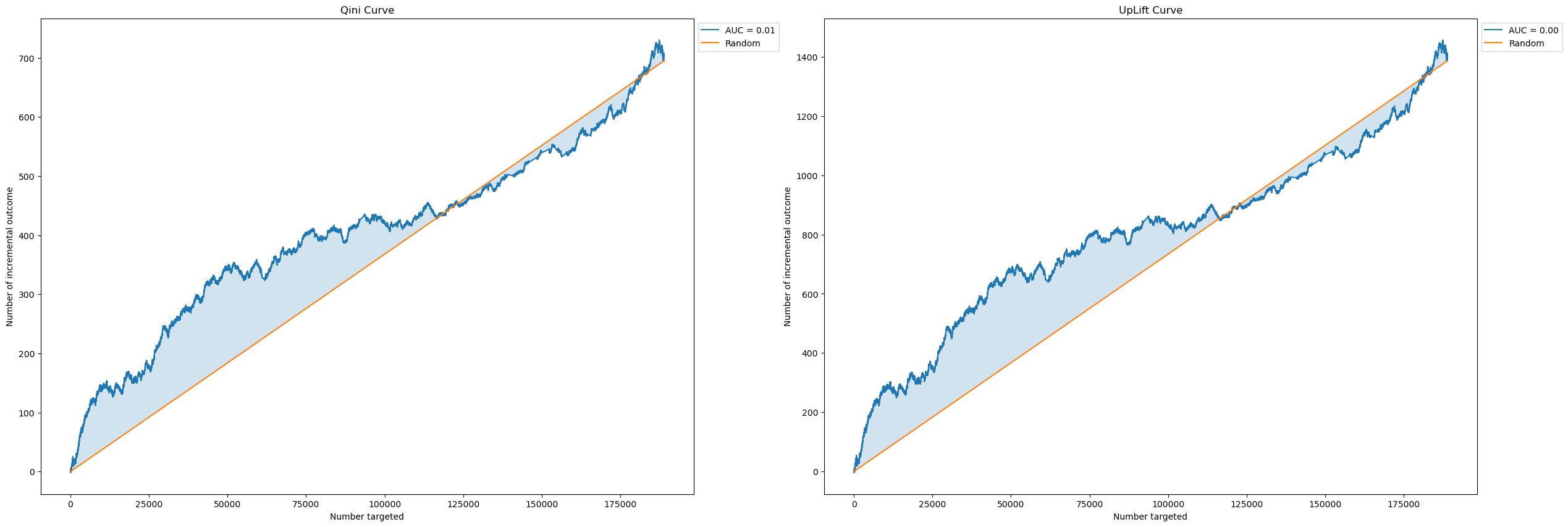


Рисунок 15. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в худшем случае

Данный метод чуть хуже, чем метод с двумя независимыми моделями.

### Исследований архитектур моделей машинного обучения

#### Поиск лучшей архитектуры для задачи классификации

Так как UpLift моделирование напрямую зависит от качества обучения на наших данных, чтобы максимизировать наши результаты, найдем наилучшую структуру модели классификации и найдем для нее целевые показатели.

Сравнение структур моделей будет происходить с помощью библиотеки evalml, которая содержит внутри себя уже весь реализованный функционал.

По итогам поиска по 13-ти моделей, наилучшие показатели имеет уже использованный ранее градиентный бустинг из библиотеки Яндекс CatBoost. Лучшие результаты в таблице 1.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Номер** | **pipeline\_name** | **validation\_score** | **percent\_better\_baseline** |
| 1 | Stacked Ensemble Classification Pipeline | 0,415 | 4047% |
| 2 | Random Forest Classifier w/ Label Encoder + Replace Nullable Types Transformer + Imputer + Undersampler | 0,415 | 4046% |
| 3 | LightGBM Classifier w/ Label Encoder + Replace Nullable Types Transformer + Imputer + Undersampler + Select Columns Transformer | 0,406 | 3965% |

Таблица 1

Далее взяли лучший PipeLine – ансамбль из моделей: Логистическая Регрессия, Случайный Лес, Дерево Решений, Градиентный бустинг LigthGBM, Расширенные Деревья (Extra Trees), Градиентный бустинг CatBoost, Градиентный бустинг XGBoost. И модель классификации, обрабатывающая результаты ансамбла – ElasticNet.

По результатам моделирования были получены следующие усредненные результаты:

* = 0.0233
* Qini curve AUC = 0.0543
* UpLift curve AUC = 0.0136

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить наибольший инкрементальный эффект, как на рисунке 16.

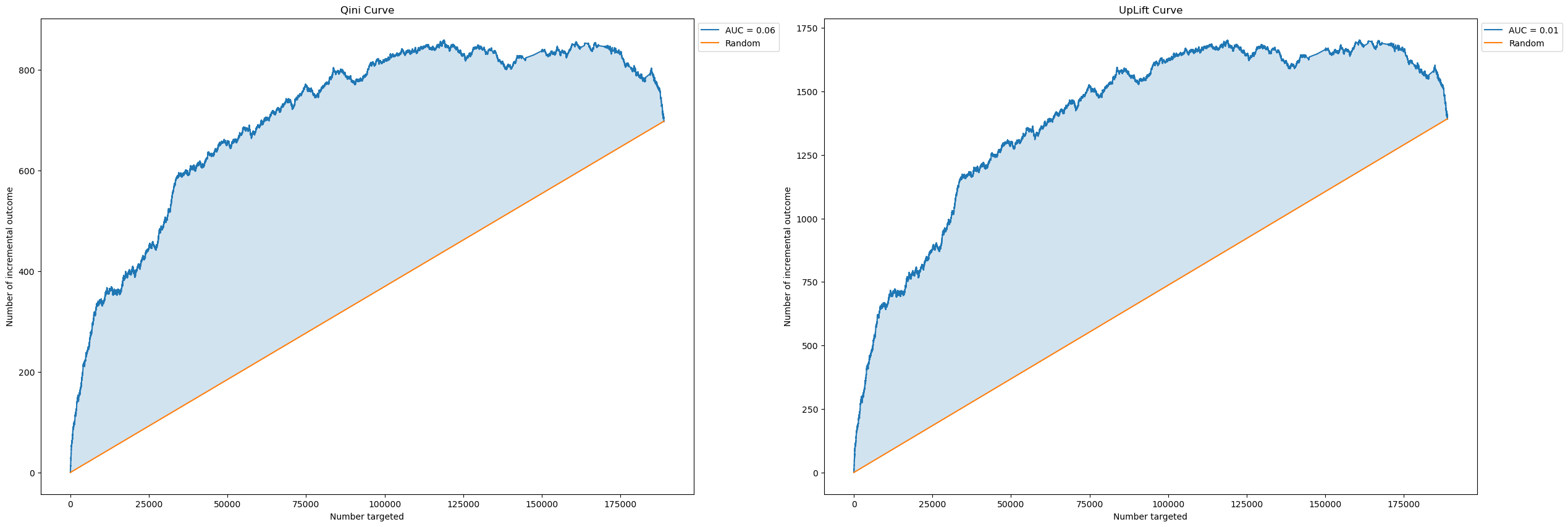


Рисунок 16. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в лучшем случае

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 17.

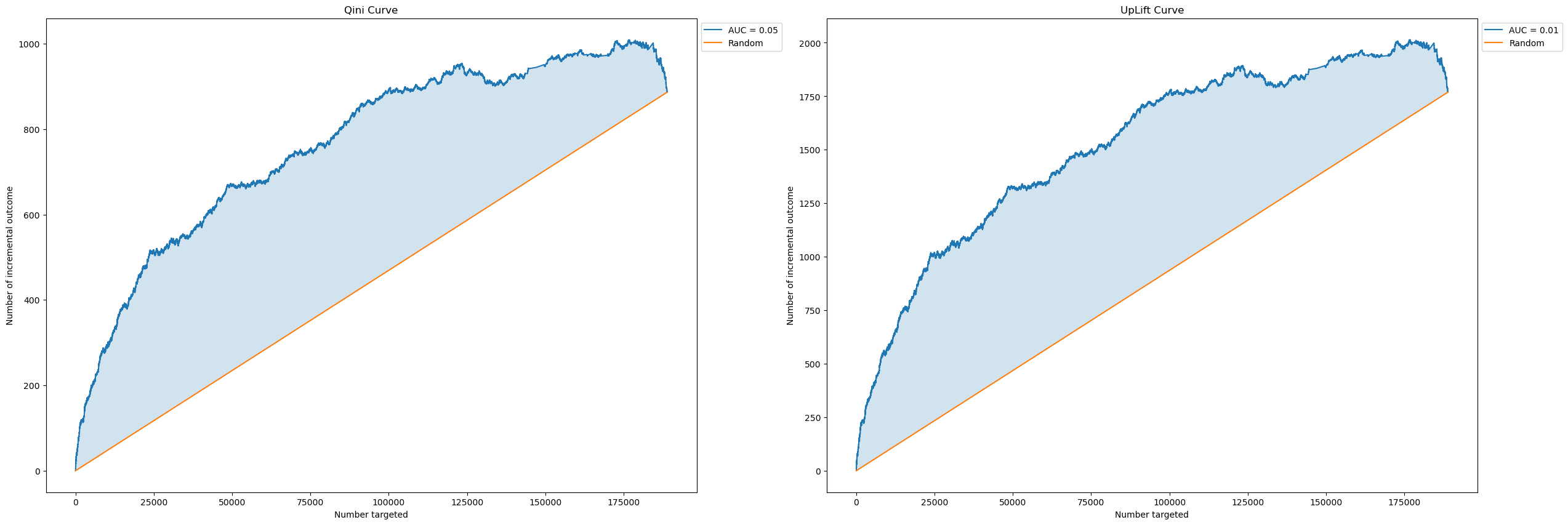


Рисунок 17. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в худшем случае

#### Поиск лучшей архитектуры для задачи регрессии

Так как по результатам подходов наилучшие имеет метод трансформации классов с переходом к задаче регрессии, то возникает вопрос – какая модель позволяет получить наилучший результат для нашей задачи.

Если считать, что наши целевые переменные достоверные, то косвенно оценивать качество моделей для сравнения можно и с помощью среднеквадратичной ошибки. Ведь та модель, которая лучше всего обучиться на тренировочных данных и тестовых данных и должна потенциально иметь наилучший UpLift на практике.

Сравнение структур моделей будет происходить с помощью библиотеки evalml, которая содержит внутри себя уже весь реализованный функционал.

По итогам поиска по 11-ти моделям, наилучшие показатели имеет уже использованный ранее градиентный бустинг из библиотеки Яндекс CatBoost. Лучшие результаты в таблице 2.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Номер** | **pipeline\_name** | **validation\_score** | **percent\_better\_baseline** |
| 1 | CatBoost Regressor w/ Replace Nullable Types Transformer + Imputer + Select Columns Transformer | 0,27092 | 0,3873% |
| 2 | Elastic Net Regressor w/ Replace Nullable Types Transformer + Imputer + Standard Scaler + RF Regressor Select From Model | 0,27093 | 0,2225% |
| 3 | Mean Baseline Regression Pipeline | 0,27093 | 0,0000% |

Таблица 2.

Далее взяли лучший PipeLine: регрессионная модель градиентного бустинга от Яндекс - CatBoost, с выбором наиболее значимых для модели параметров.

По результатам моделирования были получены следующие усредненные результаты:

* = 0.0179
* Qini curve AUC = 0.0314
* UpLift curve AUC = 0.0077

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить наибольший инкрементальный эффект, как на рисунке 18.

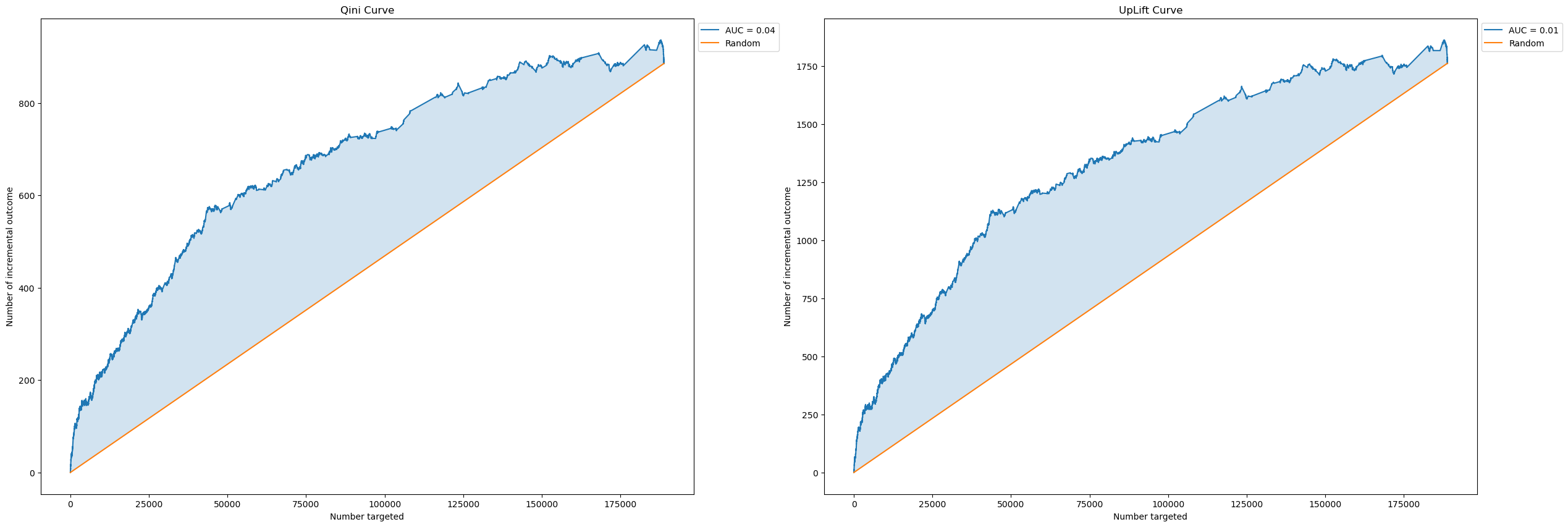


Рисунок 18. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в лучшем случае

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 19.

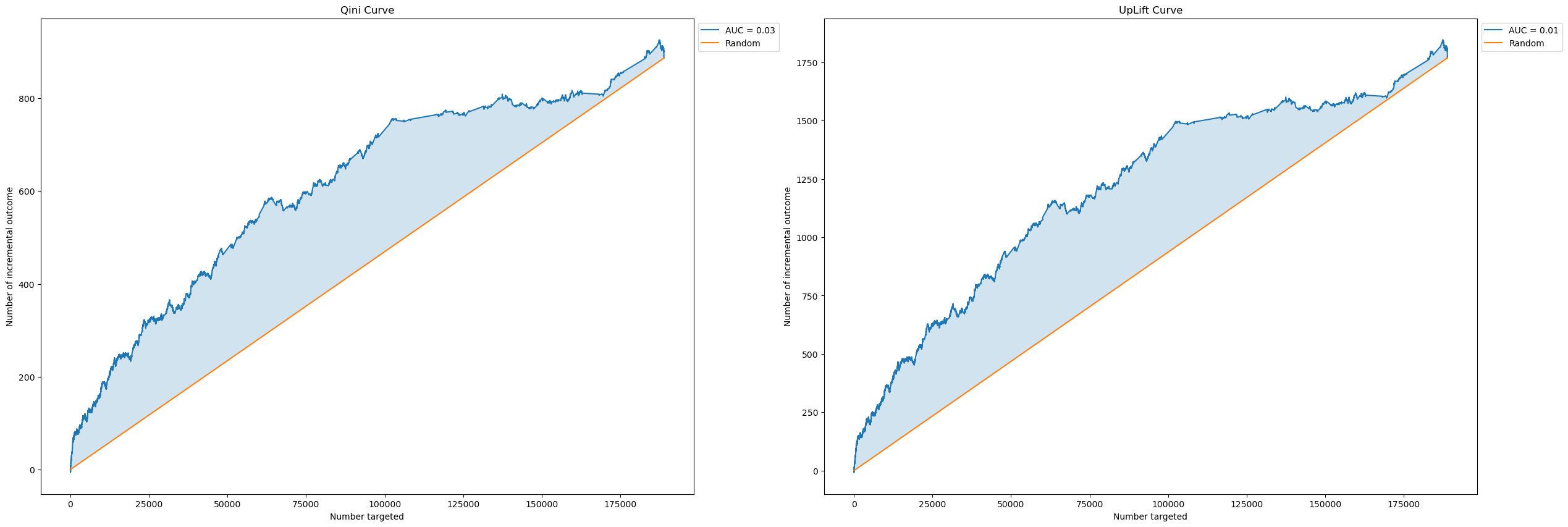


Рисунок 19. Графики кривой QINI и UpLift для результатов моделирования с двумя моделями в худшем случае

## **Заключение**

В данной работе были исследованы методы моделирования UpLift с помощью машинного обучения на исходных данных ретейл компании в сфере косметики и парфюмерии.

В работе были рассмотрены метрики оценивания качества прогноза UpLift при алгоритме с одной моделью, при алгоритме с двумя независимыми моделями и при работе с одной моделью после трансформации классов и перехода к задаче классификации и регресии.

По итогам моделирования с данными обучающими признаками, это метод моделирования с помощью одной модели.

После определения метода было решено найти наилучшую структуру модели с помощью AutoML конвейров. В результате чего выяснилось, что с данными признаками лучшей моделью является стека из ансамблей моделей классификации.

Причем, при использовании стека в методе с одной моделью, данный алгоритм имеет наилучшие показатели по всем целевым метрикам по итогам усреднения результатов кросс – валидации.

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. RF – сегментация // <https://www.moengage.com/blog/rfm-analysis-using-rfm-segments/>

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | /\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ | \_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_г. |
| *подпись обучающегося* | *расшифровка подписи* | *дата* |

1. RFМ – сегментация // <https://www.moengage.com/blog/rfm-analysis-using-rfm-segments/> [↑](#footnote-ref-1)